

# 基于BP网络算法优化模糊Petri网的电力变压器故障诊断

公茂法<sup>1</sup>, 张言攀<sup>1</sup>, 柳岩妮<sup>1</sup>, 王志文<sup>2</sup>, 刘丽娟<sup>3</sup>

(1. 山东科技大学电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590; 2. 山东电力集团公司莱芜供电公司, 山东 莱芜 271100; 3. 燕山大学, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 为了提高电力变压器故障诊断的正确率, 提出了一种基于BP网络算法优化模糊Petri网的电力变压器故障诊断方法。利用具有自学习、自适应能力的BP网络算法, 在确定模糊Petri网的权值、阈值、可信度等网络参数初始值的前提下, 实现模糊Petri网网络参数的优化。在模糊Petri网网络结构上, 运用BP网络算法, 对电力变压器DGA样本进行学习训练, 使模糊Petri网网络参数逐步向真实值逼近。实例分析结果表明, 该方法能够有效地诊断电力变压器中的单一故障和多重故障, 提高故障诊断正确率, 证明了方法的正确性和有效性。

**关键词:** 变压器; 故障诊断; 油中溶解气体分析; BP网络; 模糊Petri网

## Fault diagnosis of power transformers based on back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets

GONG Maofa<sup>1</sup>, ZHANG Yanpan<sup>1</sup>, LIU Yanni<sup>1</sup>, WANG Zhiwen<sup>2</sup>, LIU Lijuan<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Technology, Qingdao 266590, China;  
2. Laiwu Power Supply Company, Shandong Electric Power Corporation, Laiwu 271100, China;  
3. Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of fault diagnosis of power transformers, this paper presents a fault diagnostic method based on the back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets. Based on BP network algorithm, the optimization of FPN parameters can be determined when the initial value of weight of FPN on the arcs, threshold value and credibility is given. Using BP network algorithm with its capacity of self-learning and self-adaption, on FPN structure, the training is carried out on the sample data of DGA. Throughout the process, the value of FPN parameter approaches the real value. The results of numerical examples show that the algorithm proposed has good classifying capability of both single fault and multiple fault samples. At the same time, the correctness and effectivity of the proposed method are verified.

This work is supported by Natural Science Foundation of Shandong Province (No. ZR2012EEM021).

**Key words:** power transformer; fault diagnosis; dissolved gas-in-oil analysis (DGA); back propagation; fuzzy Petri nets

中图分类号: TM407 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2015)03-0113-05

## 0 引言

为确保变压器的安全稳定运行, 需要快速准确地诊断变压器故障。目前专家学者先后提出了多种故障诊断方法, 如气相色谱法<sup>[1-3]</sup>、专家系统<sup>[4]</sup>、振动法<sup>[5-6]</sup>、模糊理论<sup>[7]</sup>等。但这些方法大多适用于变压器发生简单单一故障的情况, 当变压器故障复杂多样时, 诊断往往比较困难。

随着研究的不断深入, 以模糊推理为应用背景的FPN逐渐引入到变压器故障诊断中<sup>[8-9]</sup>。FPN具有较好的容错能力, 适用于变压器故障诊断的实际

需求。但FPN的自学能力差, 无法对权值、阈值、可信度等参数进行学习和训练。BP网络具有良好的自学习和自适应能力, 能够通过反向传播不断调整网络的权值、阈值、可信度。因此, 本文将BP网络算法和FPN相结合, 应用BP网络算法优化FPN的参数, 并将BP网络算法优化FPN(Back Propagation evolving Fuzzy Petri Nets, BPFPN)应用于变压器故障诊断。实验结果表明, 该诊断方法能有效地识别和区分变压器各类故障, 有较好的诊断效果。

## 1 确定FPN网络结构及算法

本文提出的BPFPN采用的是单层单指向模糊

Petri 网结构, 只有输入库所和输出库所, 不存在中间库所, 且每个变迁只对应一个输出库所。在单层单指向模糊 Petri 网上利用 S 型函数构造变迁触发连续函数, 确定模糊推理算法。

### 1.1 模糊 Petri 网定义

BPFPN 模型中采用的单层单指向 FPN 结构, 其定义如下。

定义 1 单层单指向 FPN 定义为一个十元组:

$$FPN = \{P, T, D, I, O, f, \alpha, \beta, Th, W\}$$

式中,  $P = \{P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{im}; P_{o1}, P_{o2}, \dots, P_{on}\}$  表示一个有限库所节点的集合, 其中  $\{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}\}$  表示输入库所节点的集合,  $\{P_{o1}, P_{o2}, \dots, P_{on}\}$  表示输出库所节点的集合。

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ , 表示一个有限的变迁节点集合。在单层单指向 FPN 中, 变迁与输出库所数量相等, 且一一对应, 可表示为:  $t_i \rightarrow p_{oi}$ 。

$D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ , 表示一个有限的命题集合, 并且满足:  $|P| = |D|$ ,  $P \cap T \cap D = \Phi$ 。

$I: T \rightarrow P^\infty$ , 为输入函数, 反映变迁和输入库所之间的映射关系。

$O: T \rightarrow P^\infty$ , 为输出函数, 反映变迁和输出库所之间的映射关系。

$f: T \rightarrow [0,1]$ , 是变迁到其确信度  $\mu$  的映射。

$\alpha: P \rightarrow [0,1]$ , 是网络中任一库所节点到其标识值  $M(p_i)$  的映射。

$\beta: P \rightarrow D$ , 是库所  $p$  到其命题  $d$  的映射。

$Th: T \rightarrow [0,1]$ , 是变迁节点  $t$  到其阈值  $\lambda$  的映射。

$W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  是输入弧对应权值的集合, 反映变迁触发对输入库所的依赖程度。 $w$  的取值可为正数, 也可为负数。当  $w$  的取值为负数时, 表示对应命题逻辑为否定命题逻辑<sup>[10-11]</sup>。

定义 2 变迁  $t_i$  触发后, 其输入库所的托肯不变。在本文所用的单层单指向 FPN 结构中, 变迁  $t_i$  的输出库所  $p_{oi}$  只有一个输入变迁(即  $t_i$ ), 则变迁触发后  $p_{oi}$  的托肯计算公式为

$$M(p_{oi}) = f(t_i) \times \sum (M(p_{ij}) \times w_{ij}), p_{ij} \in I(t_i) \quad (1)$$

### 1.2 模糊推理算法

设定

$$x = \sum_{j=1}^n (M(p_{ij}) \times w_{ij}), \forall p_{ij} \in I(t_i) \quad (2)$$

其中:  $p_{ij}$  表示变迁  $I(t_i)$  对应的第  $j$  个输入库所;  $w_{ij}$  表示  $p_{ij}$  对应弧上的权重;  $t_i$  表示  $p_{oi}$  对应的变迁。当  $x > Th(t_i)$  时, 满足变迁  $t_i$  的触发条件, 变迁  $t_i$  触发; 当  $x < Th(t_i)$  时, 不满足变迁  $t_i$  的触发条件, 变迁  $t_i$  不能触发。

设函数

$$y(x) = 1/(1 + e^{b(x-Th(t_i))}) \quad (3)$$

假定负常数  $b$  的绝对值足够大, 则当  $x > Th(t_i)$  时,  $y(x) = 1$ ; 当  $x < Th(t_i)$  时,  $y(x) = 0$ 。若将 1 表示变迁触发, 0 表示变迁未触发, 则  $y(x)$  可以用来表示变迁的触发与否。利用  $y(x)$  构造如下变迁触发连续函数:

$$z(x) = y(x) \times f(t_i) \times x \quad (4)$$

则当  $x > Th(t_i)$  时,  $z(x) = f(t_i) \times x > 0$  表示变迁  $t_i$  触发后输出库所的托肯值; 当  $x < Th(t_i)$  时,  $z(x) = 0$ , 表示变迁  $t_i$  触发失败, 输出库所的托肯保持初始值 0。

根据变迁触发连续函数式(4), 依次触发  $T$  中所有变迁。

## 2 模糊 Petri 网的学习和训练

模糊推理规则中的权值、阈值、确信度等参数需要通过建立模型求取。BP 网络算法具有良好的自学习和自适应能力, 可以用来求取参数。将 BP 网络算法应用于 FPN 中, 在给定上述参数初始值的基础上, 通过误差反传的方式, 对每个节点依次进行参数调整, 使得参数的取值向真实值逼近。

### 2.1 构造误差代价函数

为衡量理论值与实际值之间的差距, 建立训练的结束条件, 现构造如下误差代价函数。

$$E = 2^{-1} \sum_{l=1}^r \sum_{i=1}^n (M_l(p_{oi}) - M_l^E(p_{oi}))^2 \quad (5)$$

其中:  $n$  代表输出库所的个数;  $r$  代表样本数据的总批次。 $M(p_{oi})$ 、 $M^E(p_{oi})$  分别表示输出库所  $p_{oi}$  的实际托肯值和期望托肯值。

### 2.2 求取一阶梯度

根据 2.1 节确定的误差代价函数, 运用误差反传算法计算一阶梯度, 方法如下<sup>[12]</sup>。

首先定义

$$\delta = dE / d(M(p_{oi})) = \sum_{l=1}^r (M_l(p_{oi}) - M_l^E(p_{oi})) \quad (6)$$

则

$$\frac{dE}{dw_{ix}} = \frac{dE}{d(M(p_{oi}))} \cdot \frac{d(M(p_{oi}))}{dw_{ix}} = \delta \cdot d(M(p_{oi})) / dw_{ix} \quad (7)$$

$$\frac{dE}{d\mu_i} = \frac{dE}{d(M(p_{oi}))} \cdot \frac{d(M(p_{oi}))}{d\mu_i} = \delta \cdot d(M(p_{oi})) / d\mu_i \quad (8)$$

$$\frac{dE}{d\lambda_i} = \frac{dE}{d(M(p_{oi}))} \cdot \frac{d(M(p_{oi}))}{d\lambda_i} \quad (9)$$

### 2.3 求取参数调整递推公式

根据下列递推公式调整网络参数。式中  $\eta$  为学习率, 实验结果表明,  $\eta$  取值为 0.034 时效果较好。

$$w'_{ix} = w_{ix}(k) - \eta \cdot dE / dw_{ix}, (x = 1, 2, \dots, m) \quad (10)$$

$$w_{ix}(k+1) = w'_{ix} + (1 - \sum_{h=1}^m w'_{ih}) \cdot \frac{w'_{ix}}{\sum_{h=1}^m w'_{ih}} \quad (11)$$

$$\mu_i(k+1) = \mu_i(k) - \eta \cdot dE / d\mu_i \quad (12)$$

$$\lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \eta \cdot dE / d\lambda_i \quad (13)$$

## 3 基于 BPFPN 的电力变压器故障诊断

### 3.1 输入库所的确

在变压器故障诊断中, 通常选用  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_2$  等五种特征气体。此外, 往往将总烃( $CH_4+C_2H_4+C_2H_6+C_2H_2$ )作为一个整体进行考虑。故将前面五种气体和总烃作为输入, 对应输入库所  $P_{11} \sim P_{16}$ 。将变压器故障基本类型划分为五种, 分别为: 一般过热、严重过热、低能放电、高能放电和局部放电等, 对应输出库所  $P_{01} \sim P_{05}$ 。最终确定变压器故障诊断 BPFPN 模型结构如图 1 所示。

由于样本数据波动范围比较大, 需要对样本数据进行归一化处理。本文采用下列函数进行样本数据归一化<sup>[13]</sup>。

$$y_{ix} = 1 / (1 + \exp(-x_{ix} / C_i)) \quad (14)$$

其中:  $C_i$  代表特征气体的注意量, 其中  $C_1$  代表  $H_2$ , 数值设定为 100  $\mu\text{L/L}$ ;  $C_2$  代表  $CH_4$ , 数值设定为 50  $\mu\text{L/L}$ ;  $C_3$  代表  $C_2H_4$ , 数值设定为 100  $\mu\text{L/L}$ ;  $C_4$  代表  $C_2H_6$ , 数值设定为 100  $\mu\text{L/L}$ ;  $C_5$  代表  $C_2H_2$ , 数值设定为 3  $\mu\text{L/L}$ ;  $C_6$  代表总烃, 数值设定为 150  $\mu\text{L/L}$ 。

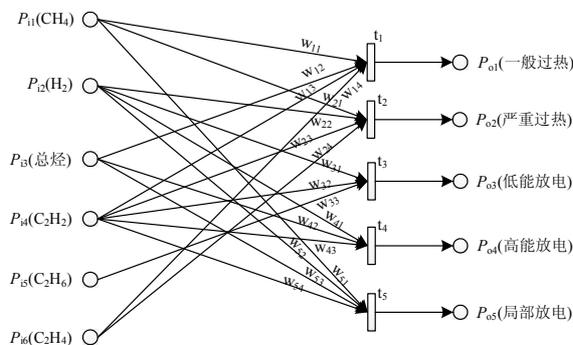


图 1 变压器故障诊断 BPFPN 模型

Fig. 1 BPFPN model of power transformer fault diagnosis

### 3.2 参数初值的选取

根据专家经验, 设定阈值  $\lambda_1 \sim \lambda_5$  皆为 0.45, 可信度  $\mu_1 \sim \mu_5$  皆为 0.7。而弧上权重初始值设定如表 1 所示。

表 1 BPFPN 弧上权值的初始值

弧	权重	弧	权重	弧	权重
w <sub>11</sub>	0.510	w <sub>23</sub>	0.080	w <sub>42</sub>	0.100
w <sub>12</sub>	0.030	w <sub>24</sub>	0.690	w <sub>43</sub>	0.590
w <sub>13</sub>	0.080	w <sub>31</sub>	0.400	w <sub>51</sub>	0.050
w <sub>14</sub>	0.380	w <sub>32</sub>	0.330	w <sub>52</sub>	0.650
w <sub>21</sub>	0.190	w <sub>33</sub>	0.270	w <sub>53</sub>	0.080
w <sub>22</sub>	0.040	w <sub>41</sub>	0.310	w <sub>54</sub>	0.220

### 3.3 样本的选取

本文选取了 122 组变压器故障数据作为网络学习样本, 样本涵盖了单一故障和多重故障, 网络学习样本的组成如表 2 所示。另外选取了 96 组变压器故障数据作为测试样本, 对模型的诊断效果进行测试。

表 2 BPFPN 学习样本组成

故障类型	一般过热	严重过热	低能放电	高能放电	局部放电	无故障
样本数	35	20	12	23	10	22

### 3.4 BPFPN 模型的学习和训练

步骤 1: 选定样本, 确定参数。将式(3)中的参数  $b$  设定为 -100。

步骤 2: 对选取的 122 组学习样本数据, 运用式(4)依次触发所有的变迁。

步骤 3: 根据模糊推理结果, 运用式(5)计算误差代价函数  $E$ 。若  $E$  的取值小于预期值, 则终止; 否则, 执行下一步。

步骤 4: 根据反向递推算法, 运用式(10)~式(13)调整网络参数  $\lambda$ 、 $\mu$  和  $w$ 。跳至步骤 2 重新计算。

## 4 实例分析

### 4.1 变压器故障诊断分析

运用 Matlab 对 3.4 节中确定的算法进行编程实现, 经过 94 次的学习训练, 误差代价函数  $E$  的取值首次小于预期值, 学习结束。此时, 阈值  $\lambda_1 \sim \lambda_5$  分别为 0.393 7、0.444 5、0.450 0、0.450 0、0.364 3, 可信度  $\mu_1 \sim \mu_5$  分别为 0.655 0、0.740 6、0.616 7、0.660 3、0.728 6, 而弧权重参数调整结果如表 3 所示。

### 4.2 变压器故障诊断

在网络参数采用学习以后的修正值的情况下,

运用 BPFPN 诊断模型对前述 96 个测试样本进行故障诊断。同时,在网络参数采用初始值的情况下,运用 BPFPN 诊断模型对相同测试样本进行故障诊断。两种情况下得到诊断结果如表 4 所示。综合表中数据可以发现,采用修正值的诊断模型诊断效果更好,从而验证了 BPFPN 诊断模型可行、有效。

表 3 BPFPN 弧上权值的学习值

Table 3 Modified weight of BPFPN on the arcs

弧	权重	弧	权重	弧	权重
w <sub>11</sub>	0.586	w <sub>23</sub>	0.180	w <sub>42</sub>	0.081
w <sub>12</sub>	0.017	w <sub>24</sub>	0.838	w <sub>43</sub>	0.630
w <sub>13</sub>	0.092	w <sub>31</sub>	0.372	w <sub>51</sub>	0.156
w <sub>14</sub>	0.305	w <sub>32</sub>	0.407	w <sub>52</sub>	0.730
w <sub>21</sub>	0.117	w <sub>33</sub>	0.221	w <sub>53</sub>	0.052
w <sub>22</sub>	0.135	w <sub>41</sub>	0.289	w <sub>54</sub>	0.312

表 4 选用不同参数的诊断结果

Table 4 Recognition result under initial parameters and modified parameters

故障类型	初始参数网络		修正参数网络	
	正确数量	正确率/%	正确数量	正确率/%
一般过热	15/20	75	17/20	85
严重过热	14/18	78	15/18	83
低能放电	12/15	80	12/15	80
高能放电	11/15	73	12/15	80
局部放电	9/12	75	11/12	92
无故障	12/16	75	12/16	75

### 4.3 网络参数变化分析

与神经网络模型中的参数不同, BPFPN 模型中的网络参数  $\lambda$ 、 $\mu$  和  $w$  具有实际物理意义,用来阐释模糊产生式规则<sup>[14]</sup>。 $w$  取值的变化表明该弧对应的特征气体对故障发生的支持程度发生了改变。特别当  $w$  为负数时,表明该弧对应的特征气体对相应故障的判定起到抑制的作用。 $\lambda$  取值的变化表示变迁触发临界点的变化,反映了变迁触发的难易程度。 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_5$  取值变小,表示对应变迁的触发更为容易。训练前后可信度  $\mu$  的变化幅度较小,且均大于 0.6,表明模糊推理具有较高的可信度。

## 5 结论

基于 BP 优化 FPN 的电力变压器故障诊断方法在对网络参数进行优化的过程中引入 BP 算法,具有很好的泛化能力和自适应功能;将 BPFPN 用于变压器 DGA 故障诊断,通过分析实验数据表明 BPFPN 诊断模型比单纯使用 FPN 进行故障诊断具

有更好的适应性、准确性。

## 参考文献

- [1] 梁小冰,王耀龙,黄萍,等.基于 DGA 的变压器故障诊断多专家融合策略[J].电力系统自动化,2005,29(18):80-84.  
LIANG Xiaobing, WANG Yaolong, HUANG Ping, et al. Synthetic multi-expert in transformer fault diagnosis based on DGA[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(18): 80-84.
- [2] 陈伟根,刘冰洁,周恒逸,等.变压器油中溶解气体光声光谱检测的温度特性[J].电工技术学报,2010,25(11):15-20.  
CHEN Weigen, LIU Bingjie, ZHOU Hengyi, et al. The temperature characteristics of photoacoustic spectroscopy detection for dissolved gases in transformer oil[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(11): 15-20.
- [3] 张蕊,郭瑞君,李华,等.基于变压器故障分类的 DGA 特征提取[J].高电压技术,2005,31(4):32-33.  
ZHANG Rui, GUO Ruijun, LI Hua, et al. Feature selection of DGA data based on transformer fault classification[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(4): 32-33.
- [4] 杨兵,丁辉,罗为民,等.基于知识库的变压器故障诊断专家系统[J].中国电机工程学报,2002,22(10):121-124.  
YANG Bing, DING Hui, LUO Weimin, et al. Expert System of transformer fault diagnosis based on knowledge base[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(10): 121-124.
- [5] 朱跃光,马宏忠,陈楷,等.基于振动信号的电力变压器故障诊断系统的开发[J].电工技术学报,2013,32(3):116-120.  
ZHU Yueguang, MA Hongzhong, CHEN Kai, et al. Development of fault diagnosis system for power transformer based on vibration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 32(3): 116-120.
- [6] 郭俊,汲胜昌,沈琪,等.盲源分离技术在振动法检测变压器故障中的应用[J].电工技术学报,2012,27(10):68-78.  
GUO Jun, JI Shengchang, SHEN Qi, et al. Blind source separation technology for the detection of transformer fault based on vibration method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(10): 68-78.
- [7] 徐国钧,刘永胜,华靓,等.基于模糊因果网络的智能变电站故障诊断应用[J].电力系统保护与控制,2013,41(8):93-98.

- XU Guojun, LIU Yongsheng, HUA Liang, et al. Application of smart substation fault diagnosis based on fuzzy cause-effect networks[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(8): 93-98.
- [8] 赵成功. 基于气体增长速率和 Petri 网的变压器内部故障状态推理[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(9): 121-124.
- ZHAO Chengong. Reasoning on the internal fault state of transformer based on fuzzy Petri nets and gas growth rate[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(9): 121-124.
- [9] 李江林, 史志鸿, 赵成功, 等. 一种基于 FPN 的变压器故障推理机制[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(17): 13-18.
- LI Jianglin, SHI Zhihong, ZHAO Chengong, et al. Fault reasoning mechanism for substation based on FPN[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(17): 13-18.
- [10] LI X, LARA-ROSANO F. Adaptive fuzzy Petri nets for dynamics knowledge representation and inference[J]. Expert Systems with Applications, 2000, 19(3): 235-241.
- [11] 汪洋, 林闯, 曲扬, 等. 含有否定命题逻辑推理的一致性模糊 Petri 网模型[J]. 电子学报, 2006, 34(11): 1955-1960.
- WANG Yang, LIN Chuang, QU Yang, et al. Consistent fuzzy Petri nets model for logic programs with negation[J]. Acta Eletronica Sinica, 2006, 34(11): 1955-1960.
- [12] 鲍培明. 基于 BP 网络的模糊 Petri 网的学习能力[J]. 计算机学报, 2004, 27(5): 695-702.
- BAO Peiming. Learning capability in fuzzy Petri nets based on BP net[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(5): 695-702.
- [13] 潘翀, 陈伟根, 云玉新, 等. 基于遗传算法进化小波神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(13): 88-92.
- PAN Chong, CHEN Weigen, YUN Yuxin, et al. Fault diagnosis of power transformers based on genetic algorithm evolving wavelet neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(13): 88-92.
- [14] 吴哲辉. Petri 网导论[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.

收稿日期: 2014-05-04; 修回日期: 2014-06-11

作者简介:

公茂法(1959-), 男, 教授, 硕士生导师, 从事电力系统自动化, 电力设备故障在线诊断等方面的研究; E-mail: sdkdlab@126.com

张言攀(1989-), 男, 硕士研究生, 从事电力系统自动化的研究;

柳岩妮(1991-), 女, 硕士研究生, 从事电力系统自动化的研究。